

# 유도전동기의 속도 추정 및 제어를 위한 퍼지-뉴로제어기

이흥균 · 이정철 · 이영실 · 남수명 · 박병상 · 정동화

순천대학교 전기제어공학과

## 1. 서론

유도전동기의 드라이브 시스템에서 속도와 위치의 정보를 얻기 위하여 엔코더와 리졸버와 같은 센서를 사용한다. 그러나 이러한 센서는 값이 비싸고 시스템의 가격을 증가시킨다. 그리고 센서의 정밀도에 영향을 주는 온도, 습도 및 먼지 등 환경적인 요인에 민감하며 시스템의 강인성을 약화시킨다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 센서리스 제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.

최근, 인공 신경회로망의 진가가 인정되어 많은 관심을 가지게 되었으며 함수를 근사화하기 위하여 다양하게 연구되고 있다<sup>1-3)</sup>. 이러한 방법들은 일반적인 벡터제어 방법과 비교하여 우수한 성능을 얻을 수 있었다. 그러나 자속을 제어할 수 없으므로 포화의 영향이 나타나고 속도센서를 사용하고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위하여 퍼지-ANN 제어기를 이용한 유도전동기의 속도 추정 및 제어를 제시한다. 퍼지제어기의 강인성 제어와 신경회로망의 고도의 적응제어의 장점들을 접목한다. 다음은 ANN(Artificial Neural Network)을 이용하여 유도전동기 드라이브의 속도 추정기법을 제시한다. 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA(Back Propagation Algorithm)를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 추정한다. 추정속도의 타당성을 입증하기 위하여 시스템을 구성하여 제어특성을 분석한다. 그리고 추정된 속도를 지령속도와 비교하여 전류제어와 공간벡터 PWM을 통하여 유도전동기의 속도를 제어한다. 본 연구에서 제시한 퍼지-ANN의 추정성능과 제어특성을 분석하고 그 결과를 제시한다.

## 2. 퍼지-신경회로망의 설계

퍼지-신경회로망은 퍼지룰의 조건부와 결론부를 클러스터링 방법과 다층 신경회로망으로 구성한다. 퍼지-신경회로망은 퍼지제어와 같은 강인성 제어와 신경회로망과 같은 고도의 적응능력을 장점을 가지게 된다. 그림 1은 퍼지-신경회로망의 구성을 나타내며 여기서 두 개의 입력변수는 오차  $e$ 와 오차의 변화분  $ce$ 이고 출력변수는 제어변수  $u$ 이다.

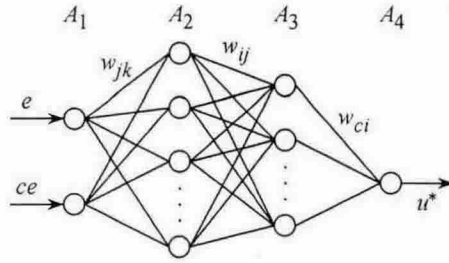


그림 1 퍼지-신경회로망 제어기의 구성

## 2.1 제어기의 조건부의 구현

그림 1에서  $A_4$ 층에서  $A_3$ 층 사이에 신경회로망은 퍼지물의 조건부의 구현을 나타낸다. 조건부의 멤버십 함수를 효과적으로 설계하기 위하여 신경회로망의 구조를 간단하게 하고 수렴속도를 개선하기 위하여 클러스터링 방법을 적용한다. 퍼지 룰베이스에서 입력공간은 49개의 부분 공간으로 나눈다. 퍼지물의 수는 클러스터링 방법에 의해 매우 감소시킬 수 있다. 또한 이러한 구현은 비선형 함수를 설계할 수 있으며 신경세포의 sigmoid 특성에 의해 퍼지의 입력공간을 분할한다. 퍼지 클러스터링과 학습을 실현하기 위하여 이전 49물과 같은 효과를 얻는 퍼지-신경회로망 제어기는 오차의 함수가 필요하다. 오차함수를 정의한 후, 오차를 최소화하기 위하여 다음 단계는 오차 역전과 알고리즘에 의해  $A_4$ 층과  $A_3$ 층 사이에 가중치  $W_{jk}$ 와  $W_{ij}$ 를 조절한다. 가중치 조절을 통하여 신경회로망은 클러스터 된 퍼지물의 조건부를 완전하게 구현할 수 있다.

학습과정 동안 진동을 피하고 수렴속도를 개선하기 위하여 다음과 같은 모멘텀(momentum) 항으로 새로운 조절을 수행한다.

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij} + \alpha[W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)] \quad (1)$$

$$W_{jk}(t+1) = W_{jk}(t) + \Delta W_{jk} + \alpha[W_{jk}(t) - W_{jk}(t-1)] \quad (2)$$

## 2.2 제어기의 결론부의 구현

그림 1에서  $A_4$ 층과  $A_3$ 층 사이의 신경회로망은 퍼지물의 결론부의 구현을 나타낸다. 오차함수를 정의한 후, 오차를 최소화하기 위하여 다음 단계는 오차 역전과 알고리즘에 의해  $A_4$ 층과  $A_3$ 층 사이에 가중치  $W_{ci}$ 를 조절한다.

$$W_{ci}(t+1) = W_{ci}(t) + \Delta W_{ci} + \alpha[W_{ci}(t) - W_{ci}(t-1)] \quad (3)$$

### 3. ANN에 의한 속도 추정과 제어

실질적으로 어떤 이산 비선형 시스템은 지연 입·출력에서 시스템을 표현할 수는 NARMAX 모델에 의해서 나타낼 수 있다. 일반적으로 NARMAX 모델은 다음과 같은 형태로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{y}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{y}(k), \dots, \mathbf{y}(k-d_y), \mathbf{u}(k), \dots, \mathbf{u}(k-d_u)) \quad (4)$$

여기서  $d_u$ 와  $d_y$ 는 입력과 출력 벡터  $u$ 와  $y$ 에서 최대 지연을 나타낸다. 이 모델의 형태는 모델이 전적으로 기지 양으로 표현되기 때문에 시스템의 추정을 추구하는데 이상적이다. 그림 2는 ANN을 이용한 시스템의 추정을 나타낸다. ANN은 시스템의 NARMAX 모델을 추정하는데 사용하며 이를 위해 식(4)에서 필요한 입력과 예측 출력 벡터  $\hat{y}(k+1)$ 로서 ANN의 출력을 구성한다. 시간  $k+1$ 에서 예측 출력벡터를 실제 출력벡터와 비교하여 식(4)에서 함수  $\mathbf{f}(\cdot)$ 를 에뮬레이트하기 위하여 학습한다. 그리고 오차 역전파 알고리즘에 의해 ANN 하중을 새롭게 하기 위하여 오차를 사용한다.

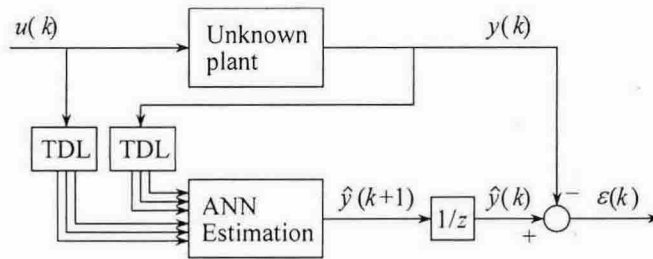


그림 2 ANN을 이용한 시스템 추정

ANN을 이용한 시스템의 추정에서 구한 최종 추정속도는 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_r(k+1) &= \hat{\omega}_r(k) + \Delta \hat{\omega}_r(k) \\ &= \hat{\omega}_r(k) + \frac{\Delta W_2(k)}{T} \\ &= \hat{\omega}_r(k) + \frac{\eta}{T} \left\{ [\hat{\phi}_{qr}(k) - \hat{\phi}_{qr}(k)] \hat{\phi}_{dr}(k-1) - [\hat{\phi}_{dr}(k) - \hat{\phi}_{dr}(k)] \hat{\phi}_{qr}(k-1) \right\} \\ &\quad + \frac{\alpha}{T} \Delta W_2(k-1) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서  $T$ 는 샘플링 주기를 나타내며  $\eta$ 는 학습계수이며 학습과정에서 학습율을 나

타낸다. 이 계수가 크면 하중 변화가 크다. 계수  $\alpha$ 는 현재 하중에서 변동하는 과거 하중의 영향을 결정한다.

추정속도를 이용한 회전자 자극의 위치는 다음과 같다.

$$\hat{\theta}_r(k+1) = \hat{\theta}_r(k) + T \cdot \hat{\omega}_r(k) \quad (6)$$

그림 3은 퍼지-ANN 제어를 이용하여 속도를 추정하고 드라이브 시스템을 제어할 수 있는 블록도를 나타낸다. ANN에 의해 속도를 추정하고 추정속도와 지령속도를 비교하여 오차를 구하고 그 오차는 퍼지-신경회로망에 입력된다. 퍼지-신경회로망에서 지령  $q$ 축 전류를 구한다.

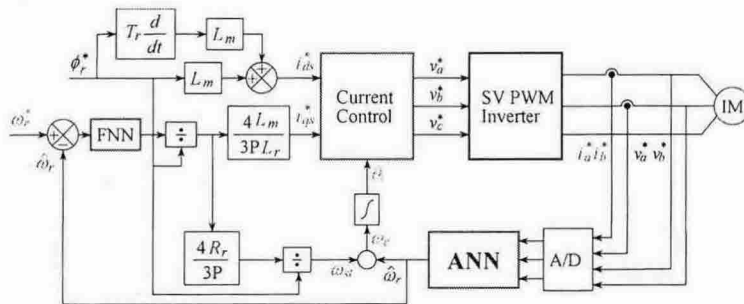


그림 3 퍼지-ANN에 의한 유도전동기의 벡터제어 시스템

#### 4. 시스템의 성능결과

그림 4는 0.2[sec]에서 지령속도를 정격속도인 1800[rpm]으로 인가하였을 경우 PI, 직접 퍼지제어기 및 퍼지-신경회로망 제어기의 응답특성을 나타낸다. 그림 4(a)는 지령속도와 실제속도를 나타내며 그림 4(b)는  $q$ 축 전류를 나타낸다. 퍼지-신경회로망 제어기는 PI 및 직접 퍼지제어기에 비해 오버슈트가 감소하고 정상상태에 빠르게 도달한다. 그림 5는 0.2[sec]에서 지령속도를 정격인 1800[rpm]으로 운전하던 중, 0.5[sec]에서 0.7[sec]까지 부하토크 3[N·m]를 인가했을 경우의 응답특성을 나타낸다. 부하를 인가했을 경우에도 퍼지-신경회로망 제어기가 종래의 제어기에 비해 속도변화가 적고 안정화 시간이 짧게 나타난다. 그림 6은 지령속도를 저속인 50[rpm]과 100[rpm]으로 반복적으로 변화 시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 매우 낮은 속도에서도 추정은 원활하게 이루어지며 벡터제어는 제시한 신경회로망의 속도추정에 의하여 매우 양호하게 수행되고 있다. 그림 7은 지령속도를 1000[rpm]로 스텝으로 운전하다가 -1000[rpm]으로 감소시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 정·역회전의 속도변화에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하고 있다. 그림 8은 무부하 상태에서 4상한 운전을 하였을 경우

의 응답특성을 나타낸다. 이 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하고 있다. 그림 9는 계수  $\alpha$  값의 변화에 따른 응답특성을 나타낸다.  $\alpha_1$ 은  $-9 \times 10^{-2}$  값으로 설정하였으며 그림 9(a)는  $\alpha = \alpha_1$ 이고 그림 9(b)는  $\alpha = 10 \times \alpha_1$  이다. 그림 9(a)에서  $\alpha$ 의 작은 값으로 인해 큰 진동이 나타난다. 이 진동을 감소시키기 위하여 그림 9(b)에서 10배로 증가시켰다.  $\alpha$  값을 증가시키면 추정속도의 진동은 더욱 작게 나타난다. 추정속도가 실제속도에 양호하게 추정하고 동정속도에 의한 백터제어가 양호하게 이루어지기 위하여 반복시험으로  $\alpha = 10 \times \alpha_1$  값이 가장 좋은 값으로 나타났다. 따라서 본 연구에서는 이 값을 이용하여 성능결과를 얻었다

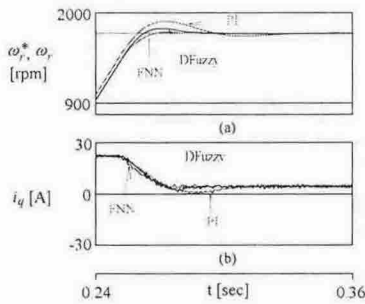


그림 4 PI, 직접 퍼지제어기 및 퍼지-ANN 제어기의 응답 비교

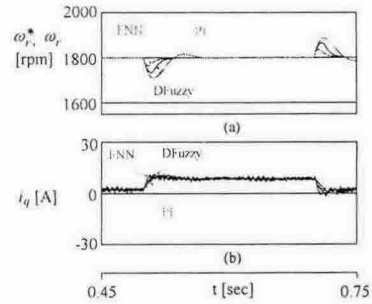


그림 5 PI, 직접 퍼지제어기 및 퍼지-ANN 제어기의 응답 비교

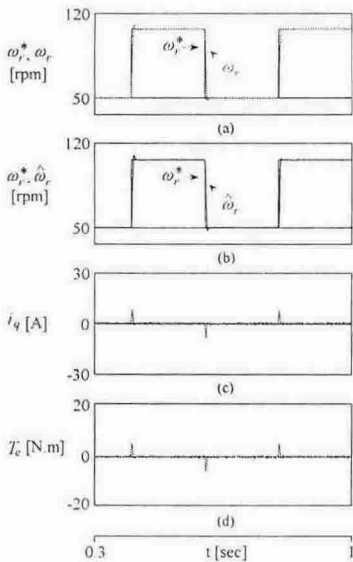


그림 6 스텝 지령속도의 변화에 대한 응답특성(50[rpm]→100[rpm])

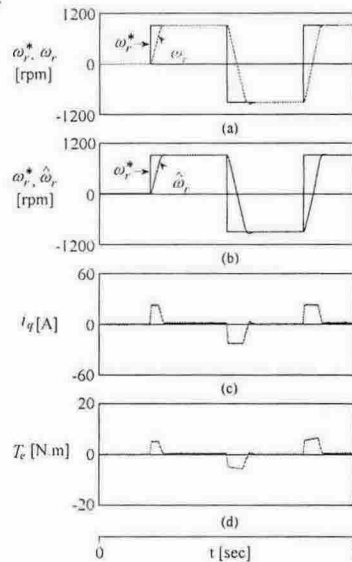


그림 7 스텝 지령속도의 변화에 대한 응답특성(1000[rpm]→-1000[rpm])

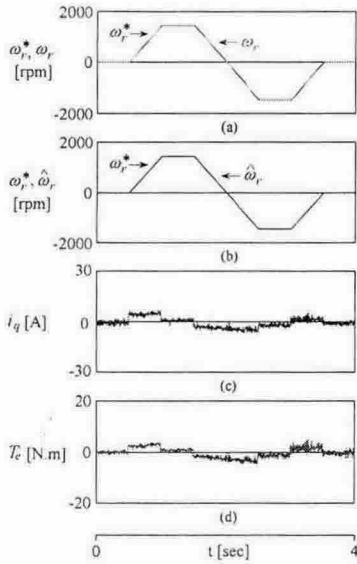


그림 8 4상한 운전에 대한 응답특성

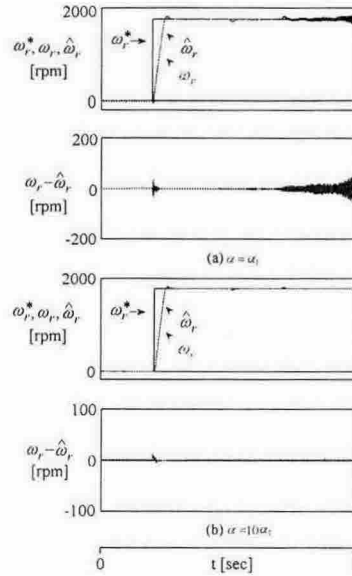


그림 9 계수  $\alpha$  값의 변화에 따른 응답특성

## 5. 결론

본 연구에서는 퍼지-ANN을 이용한 유도전동기의 속도 추정과 제어를 제시하였다. 퍼지-신경회로망 제어기는 종래의 PI 및 직접 퍼지제어기 보다 성능이 우수한 결과를 얻었으며 고성능 및 강인성 제어를 확인할 수 있었다. ANN을 이용하여 다양한 지령속도의 변화에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다. 지령속도를 정·역회전 운전 및 4상한 운전시켰을 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다. 그리고 부하토크를 인가할 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호한 추정성능을 확인할 수 있었다.

## 참고문헌

- [1] K. S. Narendra and K. Parthasarthy, "Identification and control of dynamical system using neural network," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, 1990.
- [2] Cybenko, "Approximations by superposition of a sigmoidal function," Mathematics of Contr., Signals and Syst., vol. 2, pp. 303-314, 1989.
- [3] A. K. Toh, E. P. Nowicki and F. Ashrafzadeh, "A flux estimator for field oriented control of an induction motor using an artificial neural network," IEEE IAS Conf. Rec. Ann. Meet., vol. 1, pp. 585-592, 1994.